

Clasificación borrosa de la solvencia financiera corporativa

Fuzzy classification of corporate financial solvency

Fabián Castiblanco¹

Yuly Andrea Franco Gómez²

Universidad La Gran Colombia

Resumen

El objetivo de este documento es proponer y evaluar una metodología a partir del uso de ratios financieros y el algoritmo de clasificación no supervisada *fuzzy c-means*, en el estudio de la solvencia financiera corporativa. En la primera parte, se establece la necesidad de estudiar la solvencia financiera como aspecto clave de la sostenibilidad financiera de las compañías. Posteriormente, se establecen los elementos claves de la metodología, los ratios financieros empleados y las generalidades de los procesos de clasificación borrosa. Finalmente, se aplica dicha metodología en el sector textil de Colombia a partir de la información financiera extraída de la Superintendencia de Sociedades, determinando sus ventajas y aportes.

Palabras clave

Clasificación borrosa, solvencia financiera, ratios financieros, algoritmo fuzzy c-means.

Abstract

¹ Candidato a doctor en ingeniería matemática, estadística e investigación de operaciones, Universidad Complutense de Madrid. Magister en matemáticas. Licenciado en matemáticas. Docente investigador Universidad La Gran Colombia, Bogotá.fabianalberto.castiblanco@ugc.edu.co

² Contadora Pública-Universidad la Gran Colombia, Especialista en Finanzas-, Colegio Mayor de Nuestra Señora del Rosario, Estudiante de Maestría en Finanzas-Universidad Externado. Universitaria Uniagustiniana. Correo electrónico: yuly.franco@uniagustiniana.edu.co

The aim of this paper is to propose and evaluate a methodology from the use of financial ratios and the fuzzy c-means unsupervised classification algorithm, in the study of corporate financial solvency. In the first part, the need to study financial solvency as a key aspect of the financial sustainability of companies is established. Subsequently, the key elements of the methodology are established: the financial ratios used and the generalities of the fuzzy classification processes. Finally, such methodology is applied in the Colombian textile sector from the financial information extracted from the Superintendence of Companies, determining its advantages and contributions

Keywords

Fuzzy classification, financial solvency, financial ratios, fuzzy c-means algorithm.

Introducción

En el marco de los objetivos de desarrollo sostenibles propuestos por la Organización de las Naciones Unidas (Cepal, 2018), se establecen como metas para el año 2030, entre otras, la consolidación de industrias sostenibles y el crecimiento del producto interno bruto (PIB) de los países a través de una alta contribución de la industria. Por lo tanto, las naciones y los empresarios se encuentran ante el desafío de consolidar políticas y herramientas que permitan diagnosticar, evaluar y tomar decisiones que propendan por el desarrollo sostenible de las compañías.

Bajo la anterior perspectiva, fomentar, consolidar y determinar compañías sostenibles, implica en términos generales, considerar tres aspectos claves de las mismas; la prosperidad económica, la equidad social y la calidad medioambiental, es decir, considerar el *desarrollo sostenible* de las compañías (Carroll, 2015). En este sentido, se han planteado múltiples modelos o perspectivas que permiten establecer y medir planes en procura de generar compañías sostenibles; el modelo Triple Cuenta de Resultados, el modelo de los Cuatro Pilares, el modelo Presión-Estado-Respuesta, el modelo del Centro Lowell, el modelo de

Cuadro de Mando Integral Sostenible, el modelo Ambiente-Social-Gobernanza y el modelo del Cubrix (**Plasencia Soler, Marrero Delagado, Bajo Sanjuán , & Nicado García, 2018**).

Independiente de la perspectiva empleada, desde sus orígenes el término sostenibilidad implica una mirada a los aspectos económicos de las compañías y en particular a los aspectos financieros, es decir, una mirada de la sostenibilidad financiera corporativa (SFC). En general, la SFC consiste en la capacidad de la compañía en hacer frente a los cambios y riesgos del contexto, en la capacidad de mantenerse en el tiempo respondiendo a los intereses de sus *Stakeholder* y de la sociedad. Bajo este marco de referencia, múltiples modelos y enfoques han surgido con miras a evaluar y rastrear el comportamiento financiero. Gerasimova (**2015**) establece una revisión sobre los distintos enfoques propuestos, estableciendo como punto de convergencia el equilibrio entre componentes financieros; ingresos y gastos, activos y pasivos.

Por lo tanto, con el fin de determinar la sostenibilidad financiera de las compañías, aparecen elementos propios del análisis financiero como son los estados financieros y sus correspondientes indicadores, entre los cuales se encuentran los *ratios* de liquidez, de operación, de endeudamiento, de rentabilidad y solvencia, así como el estudio de tendencias, variaciones y proporciones. En particular, se hacen relevantes los indicadores propios de la solvencia financiera y el endeudamiento, como señales de posibles variaciones futuras de las compañías y que pueden afectar su sostenibilidad.

La evaluación permanente de la solvencia financiera es de interés para la sociedad, tanto para la protección de sus intereses económicos y la preservación de la confianza, como para minimizar los impactos causados con la liquidación o deterioro de una empresa. Así mismo, la tendencia relativa de viabilidad o riesgo de fracaso empresarial se constituye en un indicador de solidez de las industrias y del conjunto de la economía en general. Por lo tanto, el objetivo de alcanzar industrias sostenibles requiere monitorear, evaluar y caracterizar los conglomerados o sectores económicos a través de diversas dimensiones; lo económico, lo

social y lo ambiental. En particular, y bajo los intereses del presente trabajo, se resalta la necesidad de la evaluación constante de la solvencia financiera.

Dicha evaluación demanda, por lo menos en una primera etapa, la determinación y medición de los niveles de solvencia financiera de las compañías y de sus conglomerados o sectores. Solo bajo una supervisión permanente del comportamiento y evolución de las compañías y por ende, del sector al que pertenecen, los estados o naciones podrán consolidar políticas en pro de una industrialización sostenible.

Sobre la medición de los niveles de solvencia financiera empresarial se han abordado diversos enfoques, en su mayoría centrados en el análisis financiero y los modelos de análisis discriminante multivariado. El uso de las razones financieras tiene sus orígenes en los planteamientos de inversionistas de Estados Unidos que comenzaron a utilizarlas como técnica de gestión y administración, basándose en el análisis financiero. El pionero en usar esta técnica fue Alexander Wall quien la empleó después del *crack* bursátil del año 1929, periodo que se caracterizó por quiebras masivas de empresas norteamericanas. En la misma línea, surge el trabajo pionero de Paul Fitzpatrick en 1932, donde tomó una muestra de 19 empresas sanas y 19 empresas en quiebra determinando como factores de predicción la rentabilidad y el endeudamiento (Ibarra, 2011).

Posteriormente, surgen los trabajos propuestos por Beaver (1966) y Altman (1968) (1977) donde se plantean modelos univariantes y multivariantes respectivamente, para determinar posibles estados de insolvencias en grupos de empresas. De igual forma, a partir de dichos trabajos, se han establecido una amplia gama de modelos que permiten predecir los estados de insolvencia de las compañías y en particular, pronosticar bancarrotas corporativas a través de técnicas provenientes de la estadística y de la inteligencia artificial. Tanto en Barboza, Kimura y Altman (2017) como en Alaka *et. al* (2018) se desarrollan estados del arte de los modelos propuestos hasta el momento bajo las dos perspectivas.

En general, determinar y evaluar estados de insolvencia en las compañías se ha caracterizado por su clasificación bajo dos posibles estados, solvente o insolvente, teniendo en cuenta información de empresas del mismo sector. La clasificación se determina a partir de los valores dados por ciertos *ratios* financieros evaluados en las compañías (establecidos según cada modelo) y un criterio para cada *ratio* que establece los límites entre solvente e insolvente. Así por ejemplo, si el modelo considera la razón corriente (RC), definido por:

$$RC = \frac{\text{Activo corriente}}{\text{pasivo corriente}}$$

Una empresa va presentando rasgos de solvencia, si el *ratio* es mayor que uno (1). En caso contrario, presenta rasgos de insolvencia.

Sin embargo, existen algunas dificultades en dicha clasificación; por un lado, al considerar múltiples *ratios* financieros, las posibles diferencias de los mismos en términos de criterios de solvencia e insolvencia, pueden dejar fuera elementos relevantes en el análisis de la compañía. Por ejemplo, puede presentarse la situación en la cual la razón corriente de una compañía establezca un estado de insolvencia mientras que el *ratio* de endeudamiento (RE), definido por

$$RE = \frac{\text{Pasivo}}{\text{Patrimonio neto}}$$

presenta rasgos de solvencia para la misma compañía. Hasta cierto punto, Altman (2005) consideró esta situación y estableció un estado intermedio en la clasificación denominado compañías en estado “gris”. Pese a lo anterior, cuantos más *ratios* sean empleados y más variado sea su comportamiento, se hace evidente una clasificación con una mayor cantidad de estados intermedios entre los extremos de solvencia e insolvencia. Por ejemplo, bajo ciertas condiciones es posible la necesidad de clasificar las compañías en las categorías de: solventes, menos solventes, estado intermedio o gris, menos insolvente e insolventes.

Por otro lado, aunque se aumenten los estados intermedios en la clasificación, es posible que una compañía clasificada bajo un modelo presente rasgos muy cercanos a un siguiente estado de la clasificación, es decir, una empresa que por ejemplo ha quedado clasificada como solvente, pueda presentar valores en los *ratios* analizados muy cercanos al umbral o criterio de solvencia. Particularmente, si el criterio de solvencia para un *ratio* es ser mayor que uno (1) (como en el caso de la razón corriente) y el valor obtenido por cierta compañía fue de 1,01, entonces la empresa es clasificada como solvente para dicho *ratio*, sin embargo, no es *igual de solvente* a una compañía que ha obtenido un valor de 3,7 para el mismo *ratio*.

De acuerdo con lo anterior, se hace pertinente considerar o establecer una clasificación en términos de la solvencia sin límites claramente definidos. Es decir, una clasificación que permita un paso de manera gradual entre un estado y otro. En últimas, una clasificación que permita establecer que una compañía pertenece al igual que otra al estado de insolvencia, pero en diferente grado.

Considerando la problemática planteada en la determinación de la solvencia empresarial, se propone a través del presente trabajo, incorporar elementos provenientes de la teoría de la lógica borrosa en los modelos de clasificación de la solvencia financiera corporativa. Bajo esta perspectiva, se busca brindar herramientas que permitan un análisis más exhaustivo y detallado de las compañías objeto de clasificación en términos de posibles estados intermedios. Según lo planteado a lo largo del documento, existen diversos casos en los cuales la pertenencia de una compañía a un estado de solvencia o insolvencia no es total y puede presentar a la vez, rasgos de ambos estados. Por lo tanto, a continuación se presentan los elementos esenciales de la teoría empleada y en particular, la herramienta a emplear; un algoritmo de clasificación borrosa.

Desde que Zadeh (1965) propuso la teoría de los conjuntos borrosos la cual produjo la idea de pertenencia parcial a un conjunto y descrita por una función de pertenencia, la clasificación borrosa ha sido ampliamente estudiada y aplicada en una gran variedad de áreas

como taxonomía, geología, negocios, sistemas de ingeniería, medicina y procesamiento de imágenes, entre otros **(Bellman, Kalaba, & Zadeh, 1966), (Bezdek, 1981), (Yang, 1993)**. La clasificación borrosa, se puede definir como el cálculo del grado de pertenencia de un objeto en una o varias clases en las cuales ha sido particionado el espacio tratado. El objetivo de la agrupación en clases o clústeres es encontrar la estructura de los datos y dividir dicho conjunto de datos en grupos con características similares.

Dentro del *machine learning* y en particular, en cuanto al análisis clasificatorio borroso, se pueden distinguir diferentes enfoques para su tratamiento. Existen enfoques de tipo deductivo, bajo los cuales se aborda el problema desde modelos predefinidos, así como enfoques de tipo inductivo, cuya naturaleza consiste en la generación de técnicas a partir del conjunto de datos analizado. De igual forma, se hallan enfoques de aprendizaje no supervisado, en los cuales se parte de un conjunto de datos sin etiquetar por cuanto no existe un conjunto de clases preestablecidas, correspondiendo al usuario determinar el número de clases optimo bajo algún criterio y, enfoques bajo aprendizaje supervisado, en los cuales existe una partición previa del espacio y por ende los datos se clasificaran en alguna de las clases dadas. En la misma línea, los modelos se pueden clasificar según su estructura en basados en grafos, jerárquicos y a partir de generación de funciones de pertenencia. Por lo tanto, se encuentran en la literatura modelos que pueden clasificarse por ejemplo, como inductivos, supervisados y bajo función de pertenencia al mismo tiempo **(Kaufmann, Meier, & Stoffel, 2015)**.

Bajo el enfoque de aprendizaje no supervisado, se encuentran los algoritmos de agrupamiento borroso o fuzzy clustering, los cuales consisten en una técnica que busca dividir un conjunto de datos en grupos o clases mediante una medida de similitud. En particular, el objetivo es agrupar los datos de tal forma que los miembros que pertenecen a un grupo sean lo más similares posibles, mientras los miembros de diferentes grupos sean lo más disimilar posible. Tal agrupación se logra bien sea mediante algoritmos basados en una función objetivo o a través de algoritmos jerárquicos. En dichos algoritmos, el número de clases no está definida

previamente, por cuanto corresponde al usuario del algoritmo determinar el número óptimo de tales clases y que mejor agrupen y describan los datos trabajados.

El algoritmo de agrupamiento borroso o clasificación borrosa, *fuzzy c-means* (FCM) (Bezdek, 1981), (Bezdek, Ehrlich, & Full, 1984) es uno de los más conocido y empleado debido a sus óptimos resultados. Dicho algoritmo genera a partir de la entrada de datos numéricos una división de los mismos, en conjuntos o clústeres no necesariamente disyuntos y en los cuales cada dato queda representado por su grado de pertenecía a cada conjunto. El algoritmo *fuzzy c-means* consiste en, minimizar de manera iterativa una función objetivo hasta obtener la mejor partición (borrosa) de los datos. Dicha función objetivo tiene asociada una distancia particular, que por lo general es la distancia euclídea.

Usualmente, el resultado de la agrupación es representada a través de una matriz de partición U_{nc} , la cual indica la estructura detectada en el estudio de los datos. Dicha matriz consta de c columnas y n filas, en la cual, las columnas corresponden a las clases obtenidas y las filas a la pertenencia de un elemento a cada clase. Así por ejemplo, un elemento de la matriz u_{ik} indica el grado de pertenencia del dato i en la clase k .

Bajo este marco de referencia, y considerando que los mejores modelos propuestos hasta el momento establecen un híbrido entre modelos precedentes y nuevas herramientas provenientes del *machine learning* (Alaka et al. 2018), se presentan a continuación los resultados de aplicar el algoritmo de clasificación borrosa *fuzzy c-means* en un modelo de solvencia financiera constituido por un conjunto de *ratios* sobre las compañías de un sector industrial de Colombia. La perspectiva planteada se establece siguiendo las propuestas de Castiblanco, Montero, Rodríguez, & Gómez (2017b).

Desarrollo

Para el desarrollo del presente trabajo se han considerado un enfoque cuantitativo, en el cual se utiliza la recolección y el análisis de datos para contestar preguntas de investigación y probar hipótesis establecidas previamente. Por lo tanto, se ha recolectado los estados financieros a corte de diciembre de 2018 de ochenta (80) empresa del sector textil (clasificación industrial internacional uniforme C1311, C1312, C1313, C1392, C1399) que reportan información financiera a la Superintendencia de Sociedades de Colombia a través de su plataforma SIREM. Se han seleccionado todas las empresas del sector.

A partir de dichos estados financieros se ha calculado los siguientes ratios correspondientes a la evaluación de la solvencia financiera con sus respectivos criterios de solvencia:

1. Ratio de endeudamiento (RE): $RE = \frac{\text{pasivo}}{\text{patrimonio neto}}$; criterio: $0 < RE < 1$
2. Razón corriente (RC): $RC = \frac{\text{activo corriente}}{\text{pasivo corriente}}$; criterio: $RC > 1$
3. Razón no corriente (RnC): $RnC = \frac{\text{pasivo no corriente}}{\text{activo no corriente}}$; criterio $0 < RnC < 0,5$
4. Efectivo de la operación (EO): $Utilidad\ antes\ de\ impuestos + amortizaciones$; criterio; $EO > 0$

A partir de los criterios, se ha construido un matriz $M_{80 \times 4}$ conformada por ochenta filas, correspondientes al total de empresas y cuatro columnas con variables *dummies* (0, 1) correspondiente al criterio; 0 (cero) para insolventes y uno (1) para solventes. Dicha matriz se constituye como la entrada del algoritmo. Se ha empleado el algoritmo FCM de clasificación no supervisada considerando distintos valores para el número de clases. Sobre cada clasificación se ha determinado el mayor valor de pertenencia de cada compañía al conjunto de clases o estados.

La tabla 1 presenta los resultados de aplicar el algoritmo sobre el conjunto de datos para tres (3) clases: solvente, estado intermedio o gris e insolvente. La clasificación obtenida determina que, treinta y un (31) compañías se encuentran con valores similares para los ratios seleccionados, obteniendo una clasificación de insolventes. Veintidós (22) compañías se

encuentran en un estado gris o intermedio y veintisiete (27) compañías en un posible estado de insolvencia. Sin embargo, a partir de la herramienta empleada se puede concluir que por ejemplo, la compañía número 23, aunque se encuentra clasificada bajo un estado de solvencia, presenta igualmente grados *significativos* de pertenencia a la clase gris o intermedia, lo cual es un indicador o alerta de posibles dificultades o cambio de estados en el desarrollo futuro de dicha compañía.

De igual forma, se observa que empresas como la número 33 o la número 69, presentan un comportamiento estable en la clase intermedia o zona gris. Este hecho se determina por lo bajos valores obtenidos en su pertenencia a las clases solvente e insolvente, además de ser muy similares. Lo anterior indica un comportamiento balanceado de sus *ratios*, es decir, en proporciones iguales, la compañía presenta *ratio* con criterios solvente y *ratios* con criterios insolvente. Por lo tanto, el paso gradual a un estado de solvencia, requiere mayores esfuerzos.

Tabla 1

Clasificación de compañías en tres clases con el algoritmo fuzzy c means

Compañía	Insolvente	Gris	Solvente	Compañía	Insolvente	Gris	Solvente
1	0,394889446	0,214082	0,391029	41	0,159998907	0,684431	0,15557
2	0,002701257	0,003423	0,993875	42	0,362150218	0,516968	0,120882
3	0,287594904	0,42512	0,287285	43	0,981789353	0,012431	0,00578
4	0,981789353	0,012431	0,00578	44	0,981789353	0,012431	0,00578
5	0,485746382	0,36003	0,154223	45	0,002701257	0,003423	0,993875
6	0,002701257	0,003423	0,993875	46	0,002701257	0,003423	0,993875
7	0,310891961	0,388223	0,300885	47	0,981789353	0,012431	0,00578
8	0,981789353	0,012431	0,00578	48	0,394889446	0,214082	0,391029
9	0,30312128	0,550902	0,145977	49	0,394889446	0,214082	0,391029

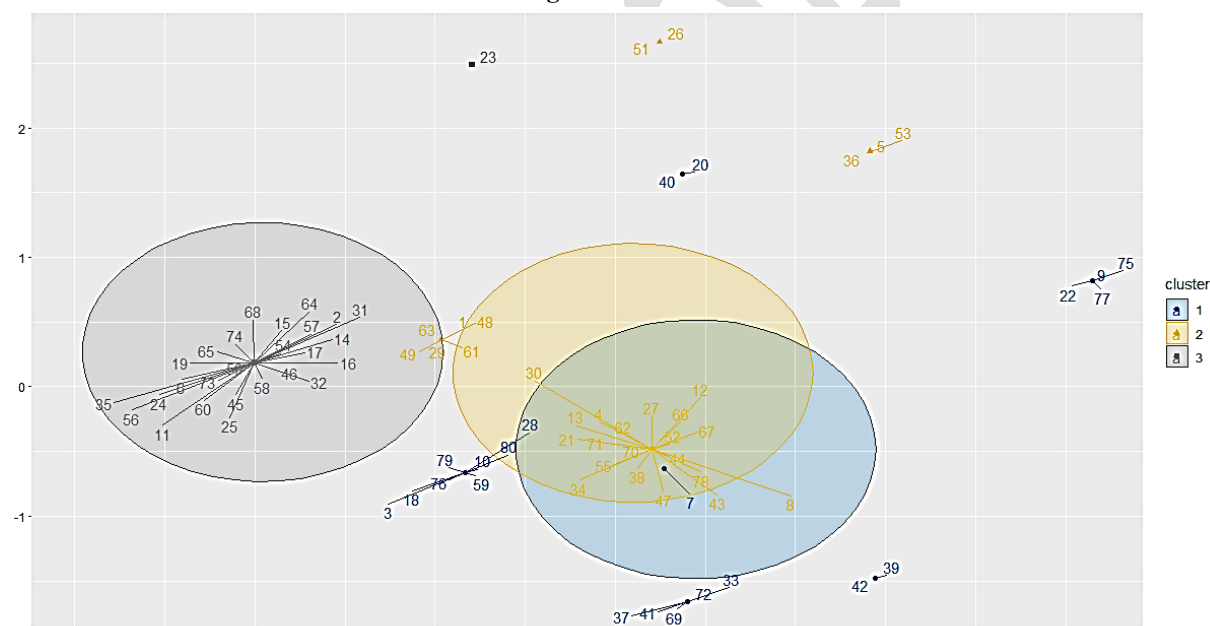
10	0,287594904	0,42512	0,287285	50	0,002701257	0,003423	0,993875
11	0,002701257	0,003423	0,993875	51	0,351916592	0,312148	0,335936
12	0,981789353	0,012431	0,00578	52	0,981789353	0,012431	0,00578
13	0,981789353	0,012431	0,00578	53	0,485746382	0,36003	0,154223
14	0,002701257	0,003423	0,993875	54	0,002701257	0,003423	0,993875
15	0,002701257	0,003423	0,993875	55	0,981789353	0,012431	0,00578
16	0,002701257	0,003423	0,993875	56	0,002701257	0,003423	0,993875
17	0,002701257	0,003423	0,993875	57	0,002701257	0,003423	0,993875
18	0,287594904	0,42512	0,287285	58	0,002701257	0,003423	0,993875
19	0,002701257	0,003423	0,993875	59	0,287594904	0,42512	0,287285
20	0,261685529	0,487269	0,251045	60	0,002701257	0,003423	0,993875
21	0,981789353	0,012431	0,00578	61	0,394889446	0,214082	0,391029
22	0,30312128	0,550902	0,145977	62	0,981789353	0,012431	0,00578
23	0,187221711	0,284044	0,528734	63	0,394889446	0,214082	0,391029
24	0,002701257	0,003423	0,993875	64	0,002701257	0,003423	0,993875
25	0,002701257	0,003423	0,993875	65	0,002701257	0,003423	0,993875
26	0,351916592	0,312148	0,335936	66	0,981789353	0,012431	0,00578
27	0,981789353	0,012431	0,00578	67	0,981789353	0,012431	0,00578
28	0,287594904	0,42512	0,287285	68	0,002701257	0,003423	0,993875
29	0,394889446	0,214082	0,391029	69	0,159998907	0,684431	0,15557
30	0,981789353	0,012431	0,00578	70	0,981789353	0,012431	0,00578
31	0,002701257	0,003423	0,993875	71	0,981789353	0,012431	0,00578
32	0,002701257	0,003423	0,993875	72	0,159998907	0,684431	0,15557
33	0,159998907	0,684431	0,15557	73	0,002701257	0,003423	0,993875
34	0,981789353	0,012431	0,00578	74	0,002701257	0,003423	0,993875
35	0,002701257	0,003423	0,993875	75	0,30312128	0,550902	0,145977
36	0,485746382	0,36003	0,154223	76	0,287594904	0,42512	0,287285
37	0,159998907	0,684431	0,15557	77	0,30312128	0,550902	0,145977
38	0,981789353	0,012431	0,00578	78	0,981789353	0,012431	0,00578
39	0,362150218	0,516968	0,120882	79	0,287594904	0,42512	0,287285
40	0,261685529	0,487269	0,251045	80	0,287594904	0,42512	0,287285

En la misma línea, la herramienta empleada permite llevar a cabo una primera caracterización del sector económico estudiado. En particular, el sector textil en Colombia correspondiente a las empresas obligadas a reportar información financiera ante la Superintendencia de Sociedades, de acuerdo con los estados financieros reportados a diciembre de 2018 y bajo los ratios seleccionados, presenta un 38,75% de las compañías en un posible estado de insolvencia. Del 27,5% de las empresas que se encuentran en un estado intermedio de solvencia, el 7,5%, equivalente a 6 compañías, (compañías número 9, 22, 39, 42, 75 y 77) presentan alta tendencia a pasar a un estado insolvente. De lo anterior se infiere que alrededor

del 50% de las compañías del sector textil presentan, bajo un primer análisis dificultades relacionadas con su sostenibilidad financiera.

La figura 1, permite visualizar los agrupamientos realizados a través del algoritmo *fuzzy c-means* y corroborar algunas de las inferencias realizadas, así como establecer aquellas empresas que se encuentran más cercanas a un cambio de estado en el análisis de su insolvencia.

Figura 1.



Cluster 1; compañías insolventes. Cluestr 2. Compañías en estado Intermedio. Cluster 3. Compañías³ insolventes. Fuente. Elaboración propia.

Conclusiones

A partir del presente documento se presentó e implementó una metodología proveniente de la lógica borrosa que permite determinar y caracterizar la insolvencia financiera corporativa en un sector económico determinado. El uso de ratios financieros y los algoritmos de clasificación borrosa no supervisada *fuzzy c-means*, permiten realizar tanto un estudio en

términos de la solvencia de las compañías, como una caracterizan inicial del sector correspondiente.

Las principales ventajas de la metodología implementada se encuentran en la posibilidad de establecer particiones sobre un conjunto de datos cuyas fronteras no están perfectamente delimitadas, es decir, la pertenencia de un elemento a una de las clases de la partición está dada por grados y no por su exclusión a otras clases. Por lo tanto, bajo la aplicación específica desarrollada en este trabajo, una compañía puede presentar rasgos de solvencia e insolvencia de manera simultánea, permitiendo así una comprensión más amplia de cada compañía por cuanto no se deprecia información proveniente de los *ratios*.

De igual forma, la metodología propuesta permite considerar particiones sobre el conjunto de datos con distintos números de clases, lo cual permitiría refinar la clasificación en términos de nuevas clases intermedias que podrían mejorar tanto la caracterización de las compañías en términos de su solvencia, como la caracterización del sector específico. Sin embargo, determinar el número óptimo de clases que mejor describe el conjunto particionado, es un problema aun abierto y que podría estudiarse desde la perspectiva planteada por Castiblanco et al. (2019), (2018), (2017b).

En la misma línea, como trabajos futuros se establece la consideración de un conjunto más amplio de *ratios* y sobretodo considerar una mayor cantidad de *ratios* provenientes del flujo de caja, como herramienta que permite una comprensión del flujo de efectivo y de la capacidad de generar efectivo en el futuro.

Referencias bibliográficas

- Alaka, Hafiz A., Lukumon O. Oyedele, Hakeem A. Owolabi, Vikas Kumar, Saheed O. Ajayi, Olugbenga O. Akinade, and Muhammad Bilal. 2018. "Systematic Review of Bankruptcy Prediction Models: Towards a Framework for Tool Selection." *Expert Systems with Applications* 94:164–84.
- Barboza, Flavio, Herbert Kimura, and Edward Altman. 2017. "Machine Learning Models and Bankruptcy Prediction." *Expert Systems with Applications* 83:405–17.

- Altman, E. (1968). Financial ratios discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *Journal of Finance*, 4(23), 589-609.
- Altman, E. (2005). An emerging market credit scoring system for corporate bonds. *Emerging Markets Review*, 6, 311-323.
- Altman, E., Hedelman, R., & Narayanan, P. (1977). Zeta Analysis. A new model to identify risk of corporations. *Journal of Banking and finance*, 29-54.
- Beaver, W. (1966). Financial Ratios as Predictors of Failure. *Journal of Accounting Research*, 71-111.
- Bellman, R., Kalaba, R., & Zadeh, L. (1966). Abstraction and pattern classification. *J. Math Anal. Appl.*, 581-586.
- Bezdek, J. (1981). *Pattern Recognition With Fuzzy Objective Function Algorithms*. New York: Plenum Press.
- Bezdek, J., Ehrlich, R., & Full, W. (1984). FCM: The fuzzy c-means clustering algorithm. *Computers and Geosciences*, 10(2-3), 191-203.
- Carroll, A. B. (2015). Corporate social responsibility: The centerpiece of competing and complementary frameworks. *Organizational Dynamics*(44), 87-96.
- Castiblanco, F., Montero, J., Rodríguez, J. T., & Gómez, D. (2017a). Quality assessment of fuzzy classification: An application to solvency analysis. *Fuzzy economic review*, 22(1), 19-31.
- Castiblanco, Fabián, Camilo Franco, Javier Montero, and J. Tinguaro Rodríguez. (2018). "Relevance of Classes in a Fuzzy Partition. A Study from a Group of Aggregation Operators." in *Communications in Computer and Information Science*.
- Castiblanco, Fabián, Camilo Franco, Javier Montero, and J. Tinguaro Rodríguez. (2019). "Aggregation Operators to Evaluate the Relevance of Classes in a Fuzzy Partition." in *Advances in Intelligent Systems and Computing*.
- Castiblanco, Fabian, Daniel Gómez, Javier Montero, and J. Tinguaro Rodríguez. (2017b). "Aggregation Tools for the Evaluation of Classifications." in *IFSA-SCIS 2017 - Joint 17th World Congress of International Fuzzy Systems Association and 9th International Conference on Soft Computing and Intelligent Systems*.
- Gerasimova, E. B., & Redin, D. V. (2015). Analyzing and Managing Financial Sustainability of the Company in Turbulent Environment. *Mediterranean Journal of Social Sciences*, 4(6), 138-143.
- Ibarra, A. (2011). *Desarrollo del análisis factorial multivariable aplicado al análisis financiero actual*. Obtenido de <http://www.eumed.net/libros/2010a/666/>.
- Kaufmann, M., Meier, A., & Stoffel, K. (2015). Membership function generation for inductive fuzzy classification. *Expert Systems with applications*, 8369-8379.
- NU. CEPAL. (2018). *Agenda 2030 y los Objetivos de Desarrollo Sostenible: una oportunidad para América Latina y el Caribe*. Santiago de Chile: Publicaciones de las Naciones Unidas.
- Plasencia Soler, J., Marrero Delgado, F., Bajo Sanjuán, A., & Nicado García, M. (2018). Modelos para evaluar la sostenibilidad de las organizaciones. *Estudios gerenciales*, 34(146), 63-73.
- Yang, M. (1993). A survey of fuzzy clustering. *Math. Comput. Modelling*, 1-16.
- Zadeh, L. (1965). Fuzzy sets. *Information and Control* 8, 333-353.